

Казалось бы, многолетний опыт аналитических подразделений и сложные модели должны обеспечивать точные оценки, однако данные говорят об обратном: финансовые эксперты, по сути, «увидели» реальный уровень инфляции лишь за несколько недель до конца 2024 года. Проблема не в низкой квалификации экспертов, но в ограниченном использовании математических моделей. В этой статье мы протестируем несколько моделей временных рядов — Prophet, Auto-ARIMA, CatBoost и TimeGPT, — чтобы оценить их эффективность в предсказании стремительных и непредсказуемых результатов инфляции.

Владимир КОЗЛОВ, управляющий директор компании Raisk, FRM, консультант по риск-менеджменту

Антон ЯКОВЛЕВ, основатель Feel Momentum Group

Российская инфляция — 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех



Вопрос точности макроэкономических прогнозов, особенно в части инфляции, остается одной из острейших проблем в современной экономике. Несмотря на использование сложных моделей и учет широкого круга факторов, результаты долгосрочного прогнозирования зачастую оказываются далеки от реальности. Ярким примером может служить история с прогнозами на инфляцию в декабре 2024 г. (индекс потребительских цен, ИПЦ): начиная с октября 2021 г. крупные банки и аналитические центры неизменно ожидали значения в диапазоне 4–5%, тогда как фактическая инфляция впоследствии приблизилась к 9,5%. Примечательно, что реалистичное значение (около 9,2%) участники рынка стали закладывать в прогнозы лишь непосредственно перед наступлением декабря 2024 г. (табл. 1).

Такой расклад наглядно демонстрирует, что горизонт достоверного предвидения у опрошенных экономистов оказался крайне коротким — фактически всего 1–2 недели. Важно отметить, что источником подобных консенсус-прогнозов служат ежемесячные опросы, проводимые Банком России среди аналитиков и главных экономистов

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Таблица 1

Изменение консенсус-прогнозов Банка России по инфляции (декабрь к декабрю предыдущего года)

Дата публикации прогноза	Прогноз ИПЦ на декабрь 2024 г., %
Октябрь 2021	4,0
Декабрь 2021	4,0
Февраль 2022	4,0
Март 2022	4,8
Апрель 2022	5,0
Июнь 2022	5,0
Июль 2022	4,2
Сентябрь 2022	4,0
Октябрь 2022	4,2
Декабрь 2022	4,2
Февраль 2023	4,1
Март 2023	4,1
Апрель 2023	4,1
Июнь 2023	4,0
Июль 2023	4,3
Сентябрь 2023	4,5
Октябрь 2023	5,1
Декабрь 2023	5,1
Февраль 2024	4,9
Март 2024	5,2
Апрель 2024	5,2
Май 2024	5,5
Июль 2024	6,5
Сентябрь 2024	7,3
Октябрь 2024	7,7
Декабрь 2024	9,2
Фактическое значение	9,5

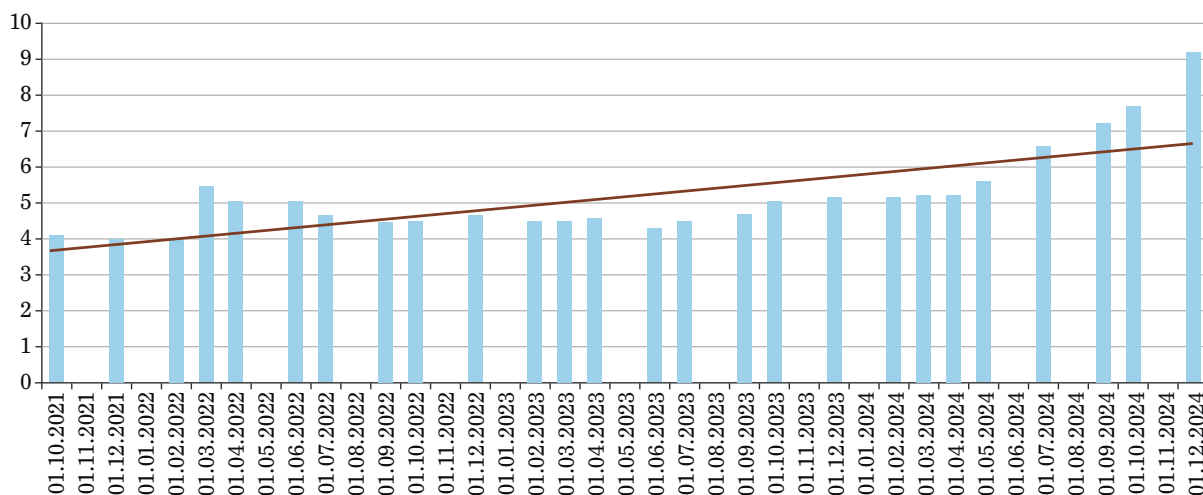
Владимир КОЗЛОВ Антон ЯКОВЛЕВ

крупнейших коммерческих банков, инвестиционных компаний и научно-исследовательских центров¹. Такой пул специалистов формируется с учетом географии (федеральные и региональные банки) и разнообразия взглядов (инвестиционные, консалтинговые, рейтинговые, научные организации). Каждый месяц респондентам предлагается оценить основные макропоказатели (инфляция, ВВП, ключевая ставка, курс рубля и др.) на различные горизонты. Затем Банк России публикует обобщенные результаты, формируя тем самым «срез ожиданий» финансового сообщества.

Проблема в прогнозе очевидна: в то время как в 2022 г. важнейшие макропоказатели, такие как инфляция, заносятся в стратегические 3–5-летние документы кредитных учреждений, волатильность оценок в течение планового периода превышает 200%, а сколь-нибудь точный консенсус-прогноз сделан непосредственно до выхода официальной отчетности, что хорошо видно на рис. 1.

Рисунок 1

Среднее по консенсус-прогнозу



Среднеквадратичная ошибка прогнозов составляет 4,47 — это крайне много. Однако подобное поведение консенсуальных оценок не является показателем низкой квалификации российских экспертов: оно, на наш взгляд, связано с ограничениями использования математических моделей при формировании такого рода мнений.

¹ https://cbr.ru/statistics/ddkp/mo_br/

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Как внешние экономические факторы влияют на макроэкономические прогнозы

В работе под названием «An Evaluation of World Economic Outlook Growth Forecasts — 2004–17»¹, подготовленной Оей Челасан, Чунгджином Ли, Мико Мркаичем и Алланом Тиммерманном и изданной МВФ в 2021 г., анализируются качество и точность прогнозов роста ВВП, публикуемых в рамках всемирных экономических обзоров МВФ (World Economic Outlook, WEO) за период с 2004 по 2017 гг. Основное внимание уделяется выявлению предвзятости и эффективности различных прогнозов в зависимости от горизонта прогнозирования и страновой принадлежности.

Исследование обнаруживает, что наблюдаемая в анализируемых прогнозах «инфляционная слепота» на горизонте более года вызывает значительные искажения в оценках. Так, краткосрочные прогнозы WEO демонстрируют небольшой уровень предвзятости и сравнимую с другими источниками точность, тогда как прогнозы на более длительные сроки показывают тенденцию к завышению, что создает систематические проблемы в долгосрочных макрооценках.

Анализ результатов показывает, что различия в точности прогнозов коррелируют с условиями экономической среды, в которой делается прогнозирование. Для более точного понимания величины ошибок важно учитывать не только внутренние, но и внешние экономические факторы, что подчеркивает необходимость систематического исследования «отказов» прогнозных моделей на горизонте более 12 месяцев.

Инфляция, как правило, считается одной из самых сложных макроэкономических временных серий для прогнозирования — возможно, из-за признаков нестабильности, связанных с воздействием изменений в денежно-кредитной политике.

Таблица 2 показывает, что модельная ошибка (средняя ошибка прогноза) может быть как положительной, так и отрицательной и, как правило, существенно возрастает с удлинением сроков прогноза (значения после знака «/»). Также было получено доказательство положительной серийной корреляции на горизонте следующего года для шести из семи экономик. Это подразумевает, что ошибки прогнозирования для этих стран имеют тенденцию повторяться: если ошибка была положительной (то есть прогноз был ниже фактического значения) в одном году, то, скорее всего, она будет положительной

¹ <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2021/08/06/An-Evaluation-of-World-Economic-Outlook-Growth-Forecasts-200417-462892>

Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

и в следующем году. Это может означать, что прогнозы не адаптируются должным образом к экономическим реалиям и сохраняют схожие ошибки из года в год.

Таблица 2

Модельная ошибка и серийная корреляция прогнозов

Регион	Инфляция (ИПЦ)	
	Модельная ошибка	Серийная корреляция
Страны с развитой экономикой	-0,08/-0,13 (0,00/0,07)	0,20/0,33 (10,07/0,17)
Африка	0,60/1,00 (0,13/0,16)	0,29/0,26 (0,06/0,14)
Центральная и Восточная Европа	2,30/3,27 (0,13/0,16)	0,39/0,39 (0,33/0,33)
СНГ	126,95/153,65 (0,00/0,20)	0,69/0,74 (0,69/0,77)
Развивающаяся Азия	1,06/0,62 (0,00/0,08)	0,33/0,36 (0,15/0,21)
Ближний Восток	-0,86/-1,15 (0,00/0,08)	0,28/0,27 (0,15/0,00)
Западное полушарие	1,78/1,60 (0,13/0,27)	0,38/0,29 (0,22/0,15)

Авторы также сравнили прогнозы экспертов с простыми моделями случайного блуждания и рекурсивного среднего (табл. 3).

Хорошо видно, что при сопоставлении среднеквадратичной ошибки на долгосрочном горизонте прогноза консенсус экспертов сравним с моделью случайного блуждания и лишь немногим лучше модели рекурсивного среднего по странам с развитой экономикой (G-7), где эксперты наиболее сильны.

Примечательна таблица с анализом периодов рецессий и их прогнозов (табл. 4).

В первой колонке — значение рассматриваемого показателя, в остальных — прогнозные значения, отстающие на заданные временные периоды от выхода официальных данных. Словно извиняясь за качество прогноза (ошибка прогноза в Африке составляет более 60% от прогнозного значения, в СНГ — более -50%), авторы подчеркивают, что ошибки в прогнозах инфляции в различных регионах

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Таблица 3

Сравнение прогнозов с простыми моделями

Страна	Случайное блуждание			Рекурсивное среднее		
	Полная выборка	Период 1	Период 2	Полная выборка	Период 1	Период 2
Прогнозы на апрель текущего года						
Канада	0,67	0,63	0,79	0,35	0,45	0,26
Франция	0,74	0,71	1,02	0,24	0,44	0,10
Германия	0,54	0,49	0,65	0,33	0,39	0,27
Италия	0,59	0,59	0,57	0,24	0,37	0,10
Япония	0,54	0,53	0,93	0,37	0,43	0,16
Соединенное Королевство	0,36	0,34	0,74	0,25	0,30	0,13
США	0,36	0,35	0,48	0,20	0,27	0,11
Прогнозы на сентябрь следующего года						
Канада	0,93	0,93	0,95	0,49	0,66	0,31
Франция	0,85	0,81	1,36	0,29	0,47	0,13
Германия	0,61	0,46	0,84	0,39	0,35	0,41
Италия	1,07	1,08	1,00	0,39	0,64	0,16
Япония	0,85	0,83	1,28	0,52	0,59	0,25
Соединенное Королевство	0,52	0,50	1,07	0,35	0,42	0,17
США	0,78	0,75	0,98	0,41	0,53	0,23

Таблица 4

Описательная статистика ошибок прогноза в 2001-2003 гг.*

Регион	Исходное значение	Ошибка прогноза			
		Предыдущий год		Текущий год	
		Апрель	Сентябрь	Апрель	Сентябрь
Результаты рецессии 2001 г.					
Африка	18,42	12,58	9,31	7,41	2,36

Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

Окончание табл. 4

Регион	Исходное значение	Ошибка прогноза			
		Предыдущий год		Текущий год	
		Апрель	Сентябрь	Апрель	Сентябрь
Центральная и Восточная Европа	10,49	4,88	4,23	0,76	0,91
СНГ и Монголия	16,43	-8,29	-1,56	-2,83	-2,03
Развивающаяся Азия	4,91	1,08	0,43	0,01	0,10
Ближний Восток	1,39	-2,81	-3,20	-2,24	-1,85
Западное полушарие	7,01	1,52	-2,37	0,31	-1,01
Страны с развитой экономикой	2,53	0,43	0,10	0,11	-0,05
Результаты восстановления 2002 г.					
Африка	11,00	5,29	3,19	1,32	0,22
Центральная и Восточная Европа	7,40	1,09	0,24	-0,73	-0,72
СНГ и Монголия	11,14	1,18	0,83	0,87	0,19
Развивающаяся Азия	7,17	2,45	2,34	2,13	2,22
Ближний Восток	2,34	-2,97	-3,05	-2,32	-2,72
Западное полушарие	6,73	1,67	1,69	0,66	0,26
Страны с развитой экономикой	2,17	0,03	0,05	0,22	0,01
Результаты восстановления 2003 г.					
Африка	18,18	12,34	0,27	1,03	0,21
Центральная и Восточная Европа	5,12	-1,35	-1,61	-0,97	-0,49
СНГ и Монголия	9,08	0,81	0,62	-0,04	-0,81
Развивающаяся Азия	6,68	1,76	1,64	0,41	-1,10
Ближний Восток	3,32	-0,20	-0,59	-0,43	-0,84
Западное полушарие	9,75	3,38	0,68	0,61	-0,12
Страны с развитой экономикой	1,81	-0,02	-0,06	-0,26	-0,05

* Среднее значение по странам региона.

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

были более волатильными, чем ошибки в прогнозах валового внутреннего продукта (ВВП). Это неудивительно, поскольку в условиях экономической нестабильности, которая характерна для рецессий, изменения цен и экономической активности могут происходить стремительно и непредсказуемо.

В целом, признавая важность экспертных мнений, авторы статьи призывают их регулярно обновлять и сопоставлять с результатами консенсус-прогноза с применением специального математического аппарата.

Сравнение моделей временных рядов: какая из них наиболее эффективна в предсказании инфляции

Рассмотрим четыре модели временных рядов: Prophet, Auto-ARIMA, CatBoost и TimeGPT. Каждой из этих моделей свойственны уникальные характеристики и подходы, что делает их интересными для изучения в контексте макроэкономического прогнозирования. Модель Prophet, разработанная Facebook, подходит для работы с сезонными данными и позволяет легко управлять выбросами и пропусками, что делает ее полезной для макроэкономических временных рядов. Auto-ARIMA в свою очередь предоставляет автоматизированный подход для выбора оптимальных параметров ARIMA-моделей, что особенно важно в условиях меняющейся экономической среды и различных подходов к определению стационарности.

CatBoost — модель на основе градиентного бустинга, которая демонстрирует высокую производительность, особенно при работе с категориальными данными и большими наборами признаков. В отличие от более традиционных статических моделей, CatBoost может эффективно обрабатывать сложные и непредсказуемые зависимости в данных.

Однако TimeGPT, благодаря своей архитектуре, основанной на трансформерах, выделяется среди остальных моделей за счет своей гибкости и способности захватывать долгосрочные зависимости, что особенно важно в контексте макроэкономического прогнозирования инфляции.

Мы ставим все модели в те же условия, в которых делали свои прогнозы реальные макроэкономисты, участвовавшие в обзоре, и предлагаем генерировать долгосрочный модельный прогноз по инфляции на три года, периодически обновляя его для адаптации к изменениям экономической среды и новым данным. Прогнозируется месячный

Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

ИПЦ по сравнению с тем же месяцем годом ранее¹, при сопоставлении качества моделей анализируется итоговый показатель на конец прогнозного периода.

Напомним, что медианное значение прогноза экспертов от сентября 2021 г. относительно целевой переменной составило 4% (против фактического значения 9,5%).

Модель Prophet

Модель Prophet плохо справилась с долгосрочным прогнозом и показала тенденцию на уменьшение инфляции в 2024 г., придя к результату в 2,63 по индексу потребительских цен (табл. 5, рис. 2).

Таблица 5

Результаты модели Prophet по месяцам

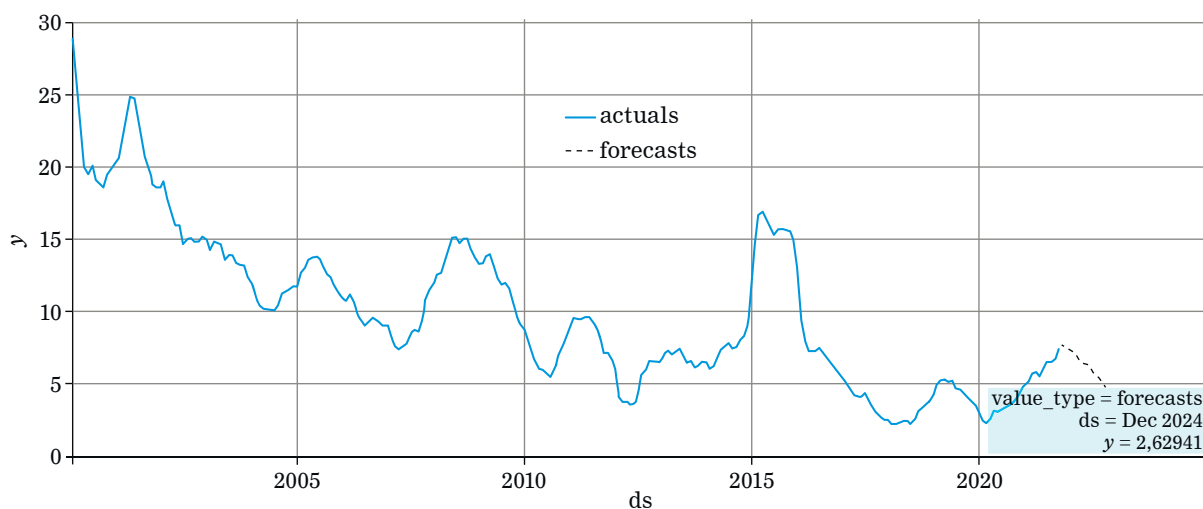
31.10.2021	7,671	30.06.2023	3,365
30.11.2021	7,578	31.07.2023	3,279
31.12.2021	7,354	31.08.2023	3,057
31.01.2022	7,196	30.09.2023	3,109
28.02.2022	6,777	31.10.2023	3,243
31.03.2022	6,532	30.11.2023	3,128
30.04.2022	6,542	31.12.2023	3,177
31.05.2022	6,244	31.01.2024	3,141
30.06.2022	5,758	29.02.2024	2,954
31.07.2022	5,584	31.03.2024	2,909
31.08.2022	5,379	30.04.2024	2,972
30.09.2022	4,814	31.05.2024	2,879
31.10.2022	4,403	30.06.2024	2,751
30.11.2022	4,248	31.07.2024	2,636
31.12.2022	4,157	31.08.2024	2,857
31.01.2023	3,829	30.09.2024	2,864
28.02.2023	3,835	31.10.2024	2,675
31.03.2023	3,698	30.11.2024	2,762
30.04.2023	3,439	31.12.2024	2,629
31.05.2023	3,387		

¹ См. данные Росстата: https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/1_15-01-2025.html

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Рисунок 2

Результаты модели Prophet по годам

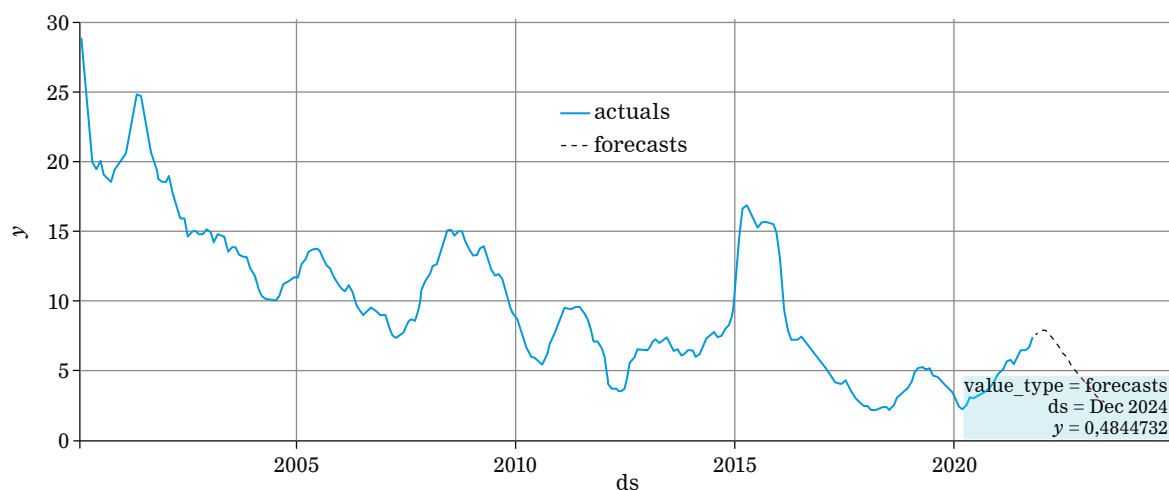


Модель Auto-ARIMA

Auto-ARIMA справилась с задачей несколько лучше и показала значение 4,84% (рис. 3, табл. 6), в какой-то мере оправдав свою востребованность в сфере экономического прогнозирования, где она зачастую является базовой моделью для подобных экспериментов.

Рисунок 3

Результаты модели Auto-ARIMA по годам



Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

Таблица 6

Результаты модели Auto-ARIMA по месяцам

31.10.2021	7,7802	30.06.2023	2,3609
30.11.2021	7,9097	31.07.2023	2,1866
31.12.2021	7,8521	31.08.2023	2,0258
31.01.2022	7,6619	30.09.2023	1,8790
28.02.2022	7,3856	31.10.2023	1,7414
31.03.2022	7,0436	30.11.2023	1,6154
30.04.2022	6,6675	31.12.2023	1,4963
31.05.2022	6,2717	31.01.2024	1,3850
30.06.2022	5,8732	29.02.2024	1,2843
31.07.2022	5,4781	31.03.2024	1,1859
31.08.2022	5,0950	30.04.2024	1,0948
30.09.2022	4,7304	31.05.2024	1,0065
31.10.2022	4,3834	30.06.2024	0,9242
30.11.2022	4,0593	31.07.2024	0,8437
31.12.2022	3,7550	31.08.2024	0,7663
31.01.2023	3,4723	30.09.2024	0,6935
28.02.2023	3,2161	31.10.2024	0,6212
31.03.2023	2,9744	30.11.2024	0,5528
30.04.2023	2,7534	31.12.2024	4,8440
31.05.2023	2,5481		

Модель CatBoost

CatBoost порадовала макроэкономистов отрицательной инфляцией в конце прогнозного периода (рис. 4, табл. 7) — к сожалению, это невозможный сценарий для 2024 г. даже из далекого 2021-го.

Эти три прогноза показывают, что применение ARIMA-моделей для предсказания высоковолатильных макропоказателей в целом более обоснованно и сравнимо в некоторой степени с экспертным подходом. Сопоставим полученные результаты с результатами последней модели, довольно широко обсуждаемой в среде моделистов.

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Рисунок 4

Результаты модели CatBoost по годам

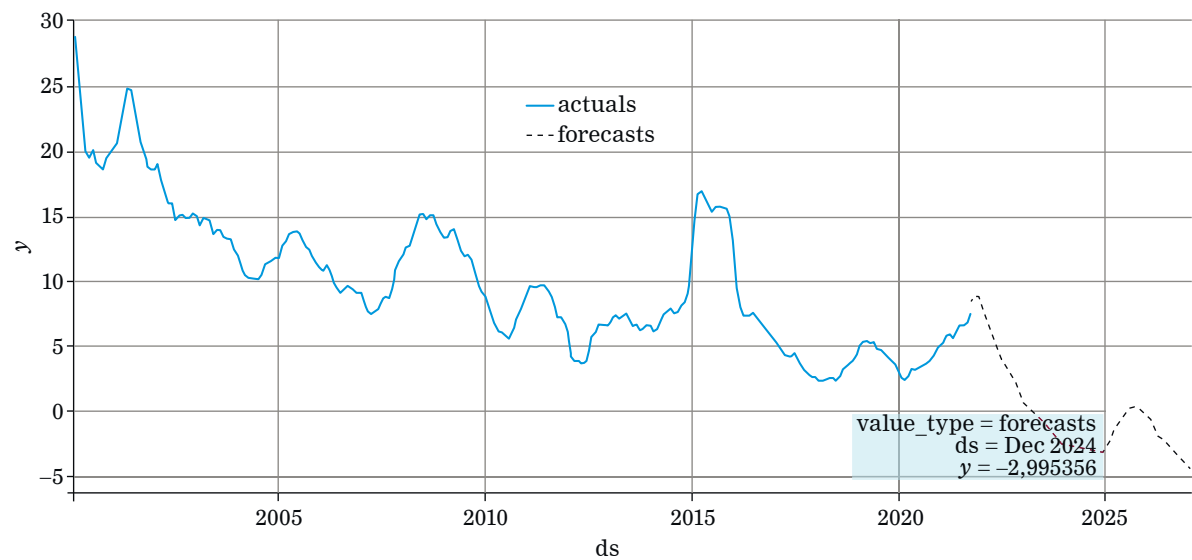


Таблица 7

Результаты модели CatBoost по месяцам

31.10.2021	8,629	30.06.2023	-0,68
30.11.2021	8,962	31.07.2023	-0,89
31.12.2021	8,673	31.08.2023	-1,62
31.01.2022	7,721	30.09.2023	-2,20
28.02.2022	6,736	31.10.2023	-2,56
31.03.2022	6,142	30.11.2023	-2,58
30.04.2022	5,497	31.12.2023	-2,44
31.05.2022	4,953	31.01.2024	-2,59
30.06.2022	4,215	29.02.2024	-2,81
31.07.2022	3,703	31.03.2024	-2,85
31.08.2022	3,426	30.04.2024	-2,85
30.09.2022	2,907	31.05.2024	-3,07
31.10.2022	2,356	30.06.2024	-3,26
30.11.2022	1,542	31.07.2024	-3,47
31.12.2022	0,928	31.08.2024	-3,57

Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

Окончание табл. 7

31.01.2023	0,547	30.09.2024	–3,48
28.02.2023	0,305	31.10.2024	–3,31
31.03.2023	0,100	30.11.2024	–3,10
30.04.2023	–0,15	31.12.2024	–2,99
31.05.2023	–0,29		

Модель TimeGPT

TimeGPT¹ (рис. 5) — модель, основанная на архитектуре GPT (Generative Pre-trained Transformer) и адаптированная для анализа временных рядов². Эта модель использует мощные механизмы обработки языка и может применяться для прогнозирования временных рядов с учетом сложных зависимостей и структуры данных.

TimeGPT представляет собой модель временных рядов на основе трансформеров с механизмами самовнимания, согласно методологии, предложенной Ашишем Васвани и его соавторами в 2017 г.³. Модель принимает окно исторических значений для генерации прогноза, добавляя локальное позиционное кодирование для обогащения входных данных. Архитектура состоит из структуры кодировщика-декодировщика с несколькими слоями, каждый из которых включает остаточные соединения и нормализацию слоя. На конечном этапе линейный слой сопоставляет выход декодера с размерностью окна прогноза. Основная идея заключается в том, что механизмы внимания способны улавливать разнообразие прошлых событий и корректно экстраполировать потенциальные распределения будущего⁴.

Разработка обобщенной глобальной модели для временных рядов сопряжена с многочисленными вызовами, прежде всего из-за сложности обработки сигналов, происходящих из широкого спектра процессов. Такие характеристики, как частота, разреженность, тренд,

¹ Мы используем коммерческий вариант модели, критикуемый в научных кругах за рекламную составляющую в купе с недостаточной прозрачностью по сравнению с более академичными GPT-моделями, такими как BasisFormer (<https://github.com/nz15116190/Basisformer>), или открытыми моделями от Google (<https://github.com/google-research/google-research/tree/master/tide>).

² Современный обзор сопутствующих методов: <https://medium.com/data-science/attention-for-time-series-classification-and-forecasting-261723e0006d>

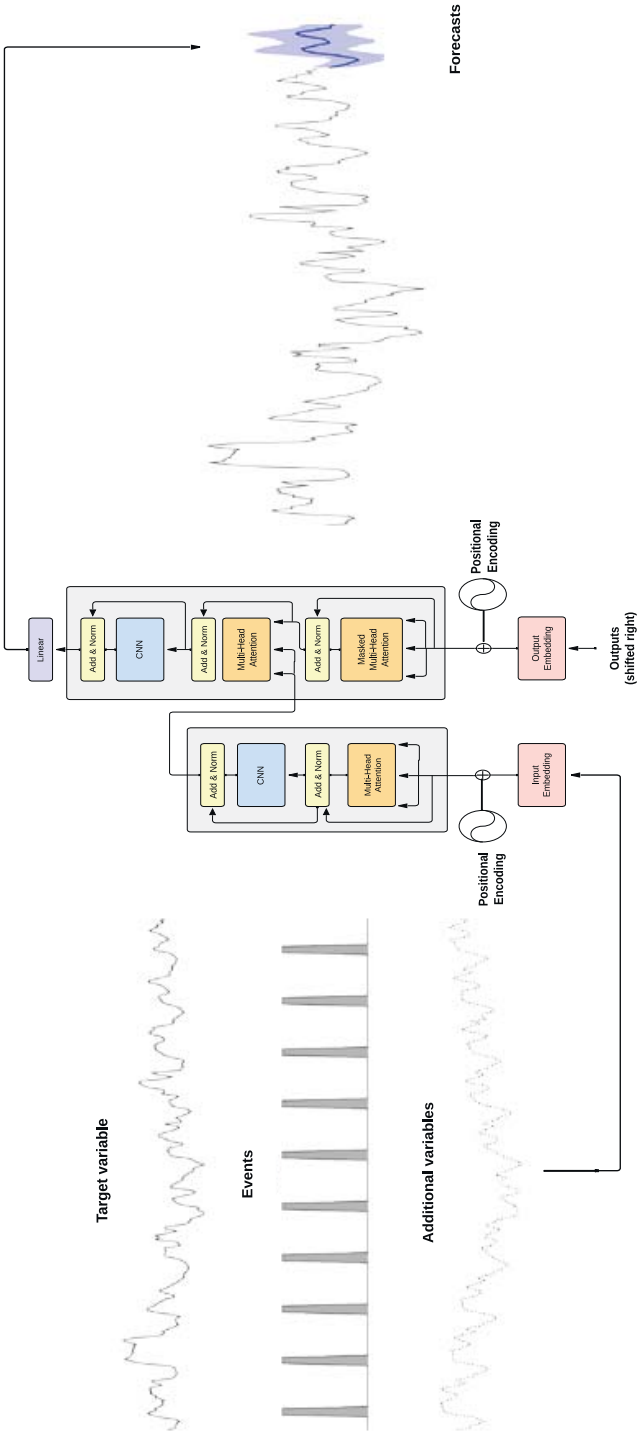
³ <https://arxiv.org/abs/1706.03762>; реализация на Keras: <https://github.com/vkmenon/simple-transformer/tree/master>; реализация на Torch: <https://nlp.seas.harvard.edu/2018/04/03/attention.html>

⁴ Также указывается на использование элементов конформного прогнозирования.

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Рисунок 5

Архитектура модели TimeGPT



Владимир КОЗЛОВ Антон ЯКОВЛЕВ

сезонность, стационарность и гетероскедастичность, представляют собой уникальные гетерогенные вызовы как для локальных, так и для глобальных моделей. TimeGPT спроектирована для обработки временных рядов различных частот и характеристик, при этом адаптируясь к размерам входных данных и горизонтам прогноза. Эта адаптивность во многом обусловлена базовой архитектурой на основе трансформеров, на которой построена TimeGPT¹.

Критика GPT-моделей среди макроэкономистов часто связана с тем, что прогнозирование осуществляется на основе нескольких сотен точек данных и этого может быть недостаточно для надежного предсказания в динамично изменяющихся условиях, особенно с учетом сложной архитектуры модели. Однако в нашем исследовании мы подходили к проблеме несколько иначе. Мы использовали обширный набор экзогенных переменных, которые характеризуют макроэкономические условия в России. Для прогноза мы используем группы экзогенных факторов, приведенные в табл. 8.

Данные экзогенные факторы загружались в модель двумя этапами. Первый этап — исторический: подгрузка всего объема факторов на момент прогноза. Второй этап — подгрузка той части экзогенных факторов, которые известны на момент прогноза и которые составляют так называемый блок прогнозных экзогенных факторов. При таком использовании качество прогнозов модели многократно возрастает и значительно опережает конкурентов.

Таблица 8

Группы экзогенных факторов

Группа	Кол-во факторов
Торговля	10
Потребление	19
Бизнес	10
Денежная сфера	5
Жилищная сфера	12
Цены	13
Занятость	9
Государство	13
Экспериментальные факторы	15

¹ Лапидарное описание трансформеров взято из научных публикаций авторов моделей.

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

Итоговые результаты модели на прогнозный трехлетний период (рис. 6, табл. 9) позволяют сделать вывод, что данная реализация идеи использования трансформеров уверенно доказала свое право на сосуществование с традиционным стеком моделистов.

Рисунок 6

Результаты модели TimeGPT по годам

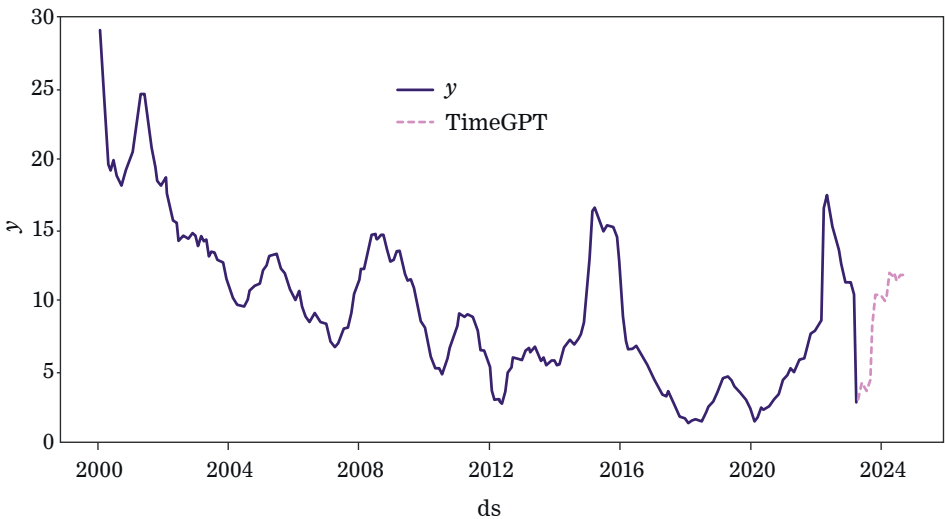


Таблица 9

Результаты модели TimeGPT по месяцам

04.2023	3,732023	03.2024	10,718708
05.2023	3,943160	04.2024	12,483006
06.2023	4,973972	05.2024	12,363050
07.2023	4,579789	06.2024	12,595037
08.2023	4,371831	07.2024	11,865972
09.2023	5,114236	08.2024	12,313519
10.2023	9,177540	09.2024	12,296429
11.2023	10,993829	10.2024	13,587165
12.2023	10,943496	11.2024	13,531834
01.2024	11,000377	12.2024	13,578849
02.2024	10,552079		

Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

По итогам нашего анализа TimeGPT продемонстрировала наименьшую модельную ошибку среди тестируемых моделей (табл. 10), что подтверждает ее эффективность.

Таблица 10

Сводная таблица по среднеквадратичной ошибке

TimeGPT	CatBoost	Prophet	Auto-ARIMA
0,705671	2,163055	1,36085	1,007884

Использование большого количества экзогенных переменных позволяет более детально и точно моделировать экономические процессы и предсказывать их развитие. Таким образом, результаты нашего исследования показывают, что правильная стратегия моделирования и выбор данных могут значительно улучшить качество прогноза, даже при использовании методов, которые могут подвергаться критике.

Прогноз инфляции на 2025 г. согласно TimeGPT

Исходя из представленных данных TimeGPT демонстрирует восходящий тренд инфляции с выходом на уровень 11–13% к концу 2025 г., с возможной стабилизацией в пределах 12% к концу года при условии отсутствия кардинальных макроэкономических шоков. Эта оценка существенно отличается от традиционных консенсус-прогнозов, которые исторически демонстрировали тенденцию к занижению фактических показателей инфляции.

При применении k -fold кросс-валидации с time-based blocking для макроэкономических показателей типично увеличение ошибки на ~15–20% по сравнению с обычной валидацией на отложенной выборке. Это объясняется тем, что модель проверяется на различных временных интервалах, включая потенциально нестабильные периоды. При этом более «тяжелые» модели с большим количеством параметров (трансформеры) теоретически должны показывать большую разницу между тренировочной и валидационной ошибкой, но на практике, при достаточном объеме данных, эта разница может быть меньше за счет лучшей обобщающей способности, что мы увидели на примере сопоставления модельных данных.

Коэффициент вариации (отношение стандартного отклонения к среднему) показывает, что TimeGPT обладает наименьшей относительной изменчивостью прогнозов по фолдам; это свидетельствует

Российская инфляция – 2025: Prophet и ARIMA против экспертов, TimeGPT против всех

о более высокой стабильности модели. Важно отметить, что TimeGPT сохраняет относительно высокую точность даже на «проблемных» периодах, где другие модели демонстрируют значительное ухудшение производительности.

Дополнительно мы оценили стабильность прогнозов через анализ доверительных интервалов. TimeGPT показала более узкие доверительные интервалы с сохранением правильного охвата фактических значений.

Риски использования трансформеров

Необходимо упомянуть о часто обсуждаемых рисках использования трансформеров в макроэкономическом прогнозировании:

1. *«Черный ящик» и интерпретируемость.* Несмотря на высокую точность, модели на основе трансформеров сложнее интерпретировать.

2. *Риск переобучения на исторических данных.* Сложные модели могут слишком точно описывать прошлые события, но терять эффективность при существенном изменении экономических условий.

3. *Вычислительные требования и стоимость.* Поддержание и обновление моделей на основе трансформеров требуют значительных вычислительных ресурсов. Зачастую модели невозможно эксплуатировать на собственных мощностях. Прогнозирование чувствительной к раскрытию информации обрывает дополнительный слой необходимых согласований, что на практике приводит к сокращению использования данного инструментария или его удорожанию.

Тем не менее, мы считаем, что повышение точности прогнозов компенсирует эти риски, особенно при гибридном подходе, когда TimeGPT используется в комбинации с традиционными методами и экспертной оценкой.

Альтернативные варианты

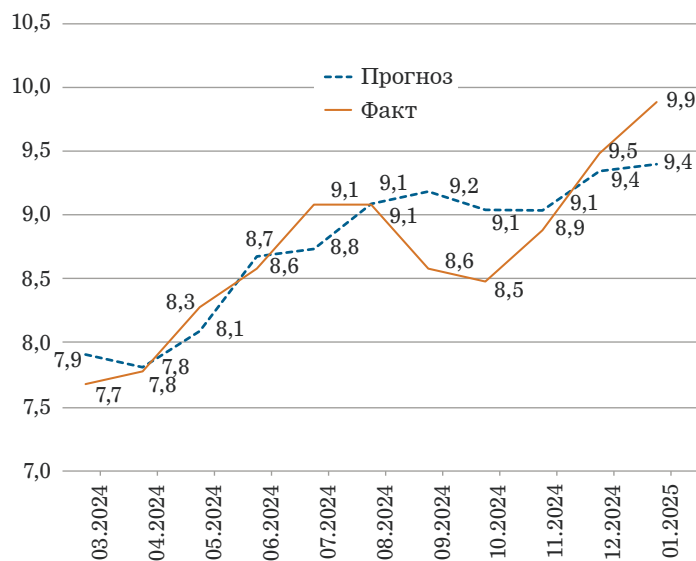
Исходя из пятилетнего опыта «промышленного» макропрогнозирования¹, авторы хотели бы отметить превосходство интерпретабельных наукаст-моделей над моделями, рассмотренными в данной статье. На рис. 7 приведен обобщающий график по еженедельным прогнозам ИПЦ в России, сравнивающий рекурсивное среднее прогнозов и фактические значения статистики.

¹ Авторы являются официальными поставщиками прогнозов для институциональных игроков, таких как ПАО «Московская биржа» и проч.

Владимир КОЗЛОВ
Антон ЯКОВЛЕВ

Рисунок 7

Сравнение прогнозов и фактических значений ИПЦ (год к году)



Хорошо видно, что в России (как и в 115 экономиках мира, где авторы также формируют еженедельный прогноз) в целом удастся довольно удачно предсказать ИПЦ способом, описанным в журнале ранее¹. 

¹ Яковлев А., Козлов В. Макроэкономические компоненты в PD-моделях: что лучшего можно взять за рубежом с учетом российских условий // Риск-менеджмент в кредитной организации. 2024. № 3.